

# 人工市場を用いた負の売買手数料（リベート）が 株式市場に与える影響の調査

## Investigation how negative trading fees (rebates) affect a stock market with an agent-based model

星野 真広<sup>1\*</sup> 水田 孝信<sup>2</sup> 八木 勲<sup>1</sup>  
Mahiro Hoshino<sup>1</sup>, Takanobu Mizuta<sup>2</sup>, Isao Yagi<sup>1</sup>

<sup>1</sup> 神奈川工科大学情報学部工学科

<sup>1</sup> Department of Information and Computer Sciences, Faculty of Information Technology,  
Kanagawa Institute of Technology

<sup>2</sup> スパーク・アセット・マネジメント株式会社

<sup>2</sup> SPARX Asset Management Co., Ltd.

**Abstract:** 現在、米国を中心に市場構成の見直しの一環として、メイカー・テイカー制をめぐる議論が活発化している。メイカー・テイカー制は、市場に注文を供給するメイカーにリベート（負の手数料）を支払い、その注文を消費するテイカーから手数料を取る手数料体系である。メイカー・テイカー制は、リベートによってメイカーから多くの指値注文を得て取引所のシェアが高まると言われているが、市場にどのように影響を与えるのか良くわかっていない。そこで本研究では、リベートの金額を変化させ、メイカー・テイカー制が市場とテイカーの平均購入価格に与える影響を分析し、メイカー・テイカー制の利点と欠点のトレードオフを検証した。その結果、メイカー・テイカー制は効率的な市場を形成するが、その弊害としてテイカーの平均購入価格が上昇することがわかった。

## 1 はじめに

現在、米国を中心に市場構成の見直しの一環として、メイカー・テイカー制（又はメイカー・テイカー・モデル）をめぐる議論が活発化している [川本 15, 岡田 17]。通常、市場は自市場で取引をする全ての投資家から手数料を徴収することで、利益を上げ運営を行う。しかし、メイカー・テイカー制を採用した市場では約定した注文に対して、市場に注文を提供していた指値注文側にリベート（負の売買手数料）を支払い、その指値注文を消費した成行注文側から手数料を取る。このような売買手数料を取り入れる利点は、多くの指値注文を得て取引のシェアを高める可能性があること、メイカーが調整した価格で指値注文することにより、価格スプレッドが減少し効率的な市場が形成される可能性があることが挙げられる。しかし、実際に市場にどのように影響を与えるのか良くわかっていない。

そこで本研究では人工市場を用いて手数料が変化した際の市場への影響調査を行う。人工市場を用いる理由は、実証研究では実際に利用されていない手数料で

の取引によって生じる市場への影響調査を行うことは困難であるが、人工市場を利用するとそれら架空の手数料が市場に与える影響についても確認できるからである。

本研究ではメイカー・テイカー制が導入された人工市場を形成し、メイカーが手数料を考慮に入れた取引を行った際の市場への影響を、マーケット・インパクト、ボラティリティ、市場非効率性、出来高の面より分析した。また、テイカーの平均購入価格を求め、効率的な市場の形成とテイカー側の購入金額の増加のトレードオフを検証した。

この際、各投資家成分の重みを学習して売買決定を行うノーマルエージェントが参入する市場に、メイカーとして、自身のポジションを考慮に入れてマーケットメイクを行うポジションマーケットメイカーエージェントを、テイカーとしてアルゴリズムトレードをモデル化したアルゴリズムエージェントを導入し、市場で取引を行わせることで現実の市場に近いモデルを構築した。

本実験の結果、メイカー・テイカー制は効率的な市場を形成するが、その弊害としてテイカーの平均購入価格が上昇することが確認できた。

\*神奈川工科大学情報学部情報工学科  
〒 243-0292 神奈川県厚木市下荻野 1030  
E-mail: s1621085@cce.kanagawa-it.ac.jp

## 2 人工市場モデル

本研究では益田ら [益田 19] の人工市場モデルを基に、水田ら [水田 14] のアルゴリズムエージェントと草田ら [草田 15] のポジションマーケットメイカーを加えてモデルの構築を行った。元のモデルで使用されているノーマルエージェントはテイカーとメイカーの両方、アルゴリズムエージェントはテイカー、ポジションマーケットメイカーはメイカーの役割を果たす。

本モデルでは、一つの資産のみを取引対象とする。ノーマルエージェントが  $n$  体、アルゴリズムエージェントが  $l$  (ただし、 $l \leq n$ ) 体、合計  $n+l$  体のエージェントがあり、エージェント  $j=1$  から、 $j=2, 3, 4, \dots$  と順番に注文を出す。最後のエージェント  $j=n+l$  が注文を出すと、次の時刻にはまたはじめのエージェント  $j=1$  が注文を出していく。通常時はノーマルエージェントが注文を行い、ノーマルエージェントが  $n/l$  (小数点以下切り捨て) 体注文を出すごとに、アルゴリズムエージェントが 1 体注文を出す。ただしアルゴリズムエージェントもノーマルエージェント同様、 $k=1, 2, 3, \dots, l$  の順に注文を出し、 $k=l$  まで到達すると  $k=1$  に戻る。また、ポジションマーケットメイカーが 1 体おり、各エージェントが注文を行う前に売りと買いの注文を行う。

時刻  $t$  はノーマルエージェントおよびアルゴリズムエージェント 1 体が注文を出すたびに 1 だけ増える。すなわち、注文をただけで取引が成立しない場合も時刻  $t$  は 1 ステップ進む。ポジションマーケットメイカーの注文で時刻  $t$  は進まない。

このモデルでの価格決定メカニズムは、買い手と売り手が価格を提示し、両者の提示価格が合致するとその価格での取引が成立するザラバ方式 (連続 double auction 方式) とした。

### 2.1 手数料体系

市場は営利事業であり、その利益は各投資家が取引を行った際の手数料でまかなっている。メイカー・テイカー制を採用した市場の、市場の利益、メイカーの手数料とテイカーの手数料の関係式は式 (1) となる。

$$R_{ex} = C_m + C_t \quad (1)$$

$R_{ex}$  は市場の必要利益、 $C_m$  はメイカーの手数料、 $C_t$  はテイカーの手数料を表す。ただし、 $R_{ex} = 0.1\%$  とする。なぜなら、取引所の利益は、市場形成の効率化とテイカーの購入金額増加のトレードオフに本質的な影響を与えないからで、簡潔なモデルを構築するため固定値とした。 $C_m$ 、 $C_t$  共に正の値ならば手数料を支払うこと、負の値ならば手数料分を受け取ることを意味

する。 $R_{ex}$ 、 $C_m$ 、 $C_t$  は後述するファンダメンタル価格  $P_f$  の割合で示す。

### 2.2 ノーマルエージェント

ノーマルエージェントは一般投資家を表すエージェントである。各々のエージェントがファンダメンタル価格を参照し投資判断を行うファンダメンタル成分、過去の価格推移を利用して投資判断を行うテクニカル成分、投資家の試行錯誤的な投資判断を表すノイズ成分を保持している。注文価格は、これらの投資戦略成分から算出された期待リターンを基に求められる。また、ファンダメンタル成分、テクニカル成分を学習することで、市場状況に応じて戦略の比重を切り替える。

#### 2.2.1 注文プロセス

ノーマルエージェントは以下の手順に従い、買いと売りの判断を行う。ノーマルエージェント  $j$  が時刻  $t$  の時に予想する価格の変化率 (予想リターン)  $r_{e_j}^t$  は式 (2) から求められる。

$$r_{e_j}^t = \frac{1}{w_{1_j}^t + w_{2_j}^t + u_j} (w_{1_j}^t r_{1_j}^t + w_{2_j}^t r_{2_j}^t + u_j \epsilon_j^t) \quad (2)$$

ここで、 $w_{i_j}^t$  は時刻  $t$  におけるノーマルエージェント  $j$  の  $i$  項目の重みであり、シミュレーション開始時にそれぞれ 0 から  $w_{i_{max}}$  までの一様乱数で決める。右辺のカッコ内の 1 項目の  $w_{1_j}^t$  はファンダメンタル価格を参照し投資判断を行うファンダメンタル成分の重み、2 項目の  $w_{2_j}^t$  は過去の価格推移を参照し投資判断を行うテクニカル成分の重みである、これら重みは学習プロセスにて変化する。 $u_j$  は各エージェントに固有の働きをさせるためのノイズ成分の重みであり、シミュレーション開始時にそれぞれ 0 から  $u_{max}$  までの一様乱数で決められ、シミュレーション中は変化しない。これらの重みは互いに独立して変化する。式 (2) の右辺の最初の項にて正規化することでこれら 3 つの重みからくる影響を平準化している。

$r_{i_j}^t$  は時刻  $t$  におけるノーマルエージェント  $j$  の  $i$  項目の予想リターンであり、買いと売りの判断時に計算される。1 項目の  $r_{1_j}^t$  はファンダメンタル成分のリターンでありファンダメンタル価格と 1 期前の市場価格を比較し、市場価格の方が安ければ正、高ければ負の予想リターンを表す。時刻  $t$  におけるノーマルエージェント  $j$  のファンダメンタル成分の予想リターン  $r_{1_j}^t$  は  $\ln(P_f/P^{t-1})$  とする。 $P_f$  は時間で変化しない一定のファンダメンタル価格である。 $P^t$  は時刻  $t$  における市場価格 (取引されなかった時刻では直近取引された価格であり、 $t=0$  では  $P^t = P_f$  とする)。2 項目の  $r_{2_j}^t$

はテクニカル成分の予想リターンであり過去のリターンが正なら正、負なら負の予想リターンを表す。時刻  $t$  におけるノーマルエージェント  $j$  のテクニカル成分の予想リターン  $r_{2j}^t$  は  $\ln(P^{t-1}/P^{t-1-\tau_j})$  とする。  $\tau_j$  は 1 から  $\tau_{max}$  までの一様乱数でエージェントごとに決める。  $\epsilon_j^t$  は時刻  $t$ , エージェント  $j$  のノイズ成分であり、平均 0, 標準偏差  $\sigma_\epsilon$  の正規分布乱数である。

式 (2) で導いた予想リターンを元に予想価格  $P_{e_j}^t$  を式 (3) で求める。

$$P_{e_j}^t = P^{t-1} \exp(r_{e_j}^t) \quad (3)$$

注文価格  $P_{o_j}^t$  は平均  $P_{e_j}^t$ , 標準偏差  $P_\sigma^t$  の正規分布乱数で決める。  $P_\sigma^t$  は式 (4) で求める。

$$P_\sigma^t = P_{e_j}^t \cdot est \quad (4)$$

$est$  を「ばらつき係数」と呼び、  $est$  ( $0 < est \leq 1$ ) の範囲で定める。買いと売りの判断は式 (5) にしたがう。

$$\begin{aligned} P_{o_j}^t < P_{e_j}^t &\text{なら 1 単位の買い} \\ P_{o_j}^t > P_{e_j}^t &\text{なら 1 単位の売り} \end{aligned} \quad (5)$$

## 2.2.2 学習プロセス

学習はエージェントごとに注文の直前に行われ、各成分の予想リターン  $r_{ij}^t$  (ただし、  $i = 1, 2$ ) の符号の向きと学習期間のリターン  $r_i^t = \ln(P^{t-1}/P^{t-1-t_i})$  の符号の向きとを比較し、  $w_{ij}^t$  を式 (6) のように書き換える。

$$\begin{aligned} \text{同符号なら, } w_{ij}^t &\leftarrow w_{ij}^t + k_l |r_i^t| q_j^t (w_{imax} - w_{ij}^t) \\ \text{異符号なら, } w_{ij}^t &\leftarrow w_{ij}^t - k_l |r_i^t| q_j^t w_{ij}^t \end{aligned} \quad (6)$$

ここで、  $k_l$  は定数、  $q_j^t$  は時刻  $t$ , エージェント  $j$  に与えられる 0 から 1 までの一様乱数である。式 (6) では、価格変化の方向の予測と現実の価格変化の方向が一致した戦略の重みを引き上げ、外れている戦略の重みを引き下げるようにしている。また式 (6) の学習プロセスとは別に、  $w_{ij}^t$  を確率  $m$  で 0 から  $w_{imax}$  までの一様乱数にて再設定を行う。

## 2.3 アルゴリズムエージェント

アルゴリズムエージェントはアルゴリズムトレードをモデル化した機関投資家エージェントを想定している。アルゴリズムトレードとは市場の動向に応じて自動的に買い売りや数量の判断を行い、注文を繰り返す取引のことを指す。このエージェントは規則的に注文数 1 の買い注文のみを行う。導入の目的としては平均

購入価格を求めるためのマーケット・インパクト ( $MI$ ) の測定に利用するためである。

アルゴリズムエージェントは発注の際に、注文板から最も安い売り注文 (最良売り気配値、なお最も高い買い注文を「最良買い気配値」という) を確認する。最良売り気配値が存在すればその価格からティックサイズ  $\Delta P$  を加えた価格で買い注文を出す。注文板に最良売り気配値が存在しない場合、注文は行わない。

## 2.4 ポジションマーケットメイカー

ポジションマーケットメイカーはマーケットメイク戦略をとる機関投資家エージェントを想定している。自身のポジション (保有しているリスク資産数、買いなら正、売りなら負) を考慮に入れ、最良買い気配値と最良売り気配値から注文基準価格を求め、期待する 1 取引あたりの利益率である提示スプレッド  $\theta_{pm}$  を、売りなら加えた価格、買いなら減じた価格で取引を行う。草田ら [草田 15] は市場は 2 市場を考慮してモデル化していたが、本研究では 1 市場を対象としてモデル化した。

時刻  $t$  における取引市場の最良売り気配値  $P^{t,sell}$ , 最良買い気配値  $P^{t,buy}$ , ポジションマーケットメイカーの提示スプレッドを  $\theta_{pm}$ , 時刻  $t$  と  $t+1$  の間にポジションマーケットメイカーが抱えるポジションを  $s_{pm}^t$ , ポジション考慮度を  $w_{pm}$  とすると、買い注文価格  $P_{o,pm}^{t,buy}$  と売り注文価格  $P_{o,pm}^{t,sell}$  は式 (7), 式 (8), 式 (9) で決定される。

$$P_{o,pm}^{t,buy} = P_{fv,pm}^t - \frac{1}{2} (P_f \cdot \theta_{pm}) \quad (7)$$

$$P_{o,pm}^{t,sell} = P_{fv,pm}^t + \frac{1}{2} (P_f \cdot \theta_{pm}) \quad (8)$$

$$P_{fv,pm}^t = \left(1 - w_{pm} (s_{pm}^t)^3\right) \cdot \frac{1}{2} (P^{t,buy} + P^{t,sell}) \quad (9)$$

また、ポジションマーケットメイカーの成行注文を防ぐために価格を一定の値に抑える。制約を式 (10) に示す。

$$\begin{aligned} P_{o,pm}^{t,buy} &\geq P^{t,sell} \\ P_{o,pm}^{t,sell} &\leq P^{t,buy} \end{aligned} \quad (10)$$

これらの制約時のポジションマーケットメイカーの発注価格は式 (11), 式 (12) のようになる。これにより買い注文と売り注文の価格が逆転することも防ぐことができる。

$$P_{o,pm}^{t,buy} = \begin{cases} P^{t,sell} - \Delta P & (P_{o,pm}^{t,buy} \geq P^{t,sell}) \\ P_{o,pm}^{t,sell} - (P_f \cdot \theta_{pm}) & (P_{o,pm}^{t,sell} \leq P^{t,buy}) \end{cases} \quad (11)$$

$$P_{o,pm}^{t,sell} = \begin{cases} P_{o,pm}^{t,buy} + (P_f \cdot \theta_{pm}) & (P_{o,pm}^{t,buy} \geq P_{o,pm}^{t,sell}) \\ P_{o,pm}^{t,buy} + \Delta P & (P_{o,pm}^{t,sell} \leq P_{o,pm}^{t,buy}) \end{cases} \quad (12)$$

本実験ではポジションマーケットメイカーに、1取引（1単位の売り注文と買い注文）で生じる期待利益を設ける。ポジションマーケットメイカーは期待利益とメイカーの手数料  $C_m$  を考慮に入れ提示スプレッド  $\theta_{pm}$  を調節していく。  $\theta_{pm}$  の求め方を式 (13) に示す。

$$\theta_{pm} = R_m + 2C_m \quad (13)$$

$R_m$  はポジションマーケットメイカーが1取引あたりに必要な期待利益である。モデルを簡潔にするため、本実験では  $R_m = 0.3\%$  の固定値とした。本研究では、 $R_m$  をファンダメンタル価格  $P_f$  の割合で示す。  $C_m$  に係数2がついていることに注意する。これは1取引で、売り注文が約定した手数料と、買い注文が約定した手数料を支払うことを意味している。以上の条件の下で、ポジションマーケットメイカーの手数料を変化させたときの提示スプレッドとテイカーの手数料の変化の様子を表1に示す。

表1: メイカーの手数料が変化したときの提示スプレッドとテイカーの手数料（ただし、  $R_m = 0.300\%$ ,  $R_{ex} = 0.100\%$ ）

| $C_m$   | $\theta_{pm}$ | $C_t$  |
|---------|---------------|--------|
| 0.100%  | 0.500%        | 0.000% |
| 0.075%  | 0.450%        | 0.025% |
| 0.050%  | 0.400%        | 0.050% |
| 0.025%  | 0.350%        | 0.075% |
| 0.000%  | 0.300%        | 0.100% |
| -0.025% | 0.250%        | 0.125% |
| -0.050% | 0.200%        | 0.150% |
| -0.075% | 0.150%        | 0.175% |
| -0.100% | 0.100%        | 0.200% |
| -0.125% | 0.050%        | 0.225% |
| -0.140% | 0.020%        | 0.240% |
| -0.145% | 0.010%        | 0.245% |

行ったかを  $MI$  と定義した。  $MI$  を式 (14) に示す。

$$MI = \frac{1}{n_{buy}} \sum_{j=1}^{n_{buy}} \frac{p_{buy}^j - P_f}{P_f} \quad (14)$$

### 3 実験

本実験ではメイカーが手数料を考慮して取引を行う。表1のようにメイカーの手数料  $C_m$  を-0.145%、-0.140%、そして-0.125%から0.100%の0.025%刻みと変化させたときの、マーケット・インパクト、ボラティリティ、市場非効率性、出来高を取得した。本論文では、手数料をファンダメンタル価格に対する割合で表す。例えば、ファンダメンタル価格が10,000、メイカーの手数料が-0.100%である時、メイカーが支払う手数料は-10.0となる。

各パラメータの値は  $n = 990$ ,  $l = 10$ ,  $w_{1max} = 1$ ,  $w_{2max} = 10$ ,  $u_{max} = 1$ ,  $\tau_{max} = 10,000$ ,  $\sigma_\epsilon = 0.06$ ,  $est = 0.003$ ,  $\Delta P = 1.0$ ,  $P_f = 10,000.0$ ,  $t_l = 10,000$ ,  $t_c = 20,000$ ,  $k_l = 4.0$ ,  $m = 0.010$ ,  $w_{pm} = 0.00000005$  とする<sup>1</sup>。

#### 3.1 マーケット・インパクト

アルゴリズムエージェントの平均購入価格を求めるためにマーケット・インパクト ( $MI$ ) を利用する。  $MI$  は自分自身の注文によっていかに市場価格に影響を与えたかを示す。今回は、アルゴリズムエージェントがファンダメンタル価格よりどれだけ高い価格で取引を

この  $MI$  は実証研究では観測できないファンダメンタル価格  $P_f$  を使用しており、人工市場でしか用いることのできない定義である。ここで、  $n_{buy}$  はシミュレート全期間を通してアルゴリズムエージェントが買った数量、  $p_{buy}^j$  は各々の注文が成立した価格である。アルゴリズムエージェントが存在しない場合、取引価格の平均はファンダメンタル価格とほぼ同じになることが明らかになっている [水田 14]。そのため、  $MI$  を測定して値が高くなればアルゴリズムエージェントの取引が市場に影響を及ぼしているといえる。  $MI = 0$  となれば、アルゴリズムエージェントの取引は影響を及ぼしていないことになる。

$MI$  は1度に大量の注文を出すことや、注文板上にばらつきがあると値が大きくなりやすい。本モデルでは1度に大量の注文を出すことはないが、アルゴリズムエージェント、ノーマルエージェント、特にポジションマーケットメイカー取引により注文板の状態は大きく変化する。これにより  $MI$  の測定で取引の影響を分析することができる。

$MI$  はファンダメンタル価格からの割合で表す。例えば  $MI = 0.15\%$ ,  $P_f = 10,000$  の場合。アルゴリズムエージェントはファンダメンタル価格から15離れた10,015で取引を行っている。

<sup>1</sup>モデルの妥当性は実証研究 [Sewell 06, Cont 01] で得られている統計的性質 (Stylized fact) が満たされているかで判断した

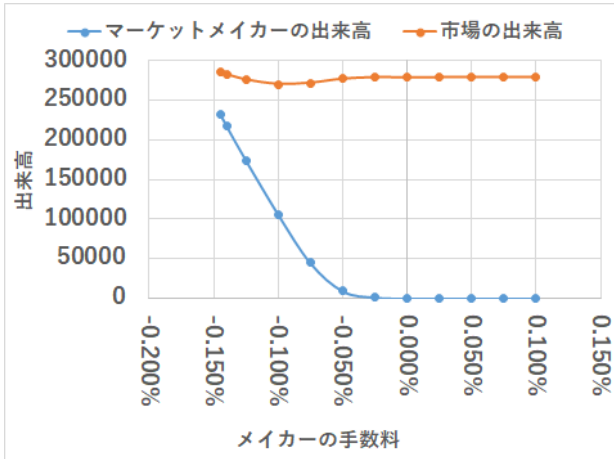


図 1: メイカーの手数料と各々の出来高

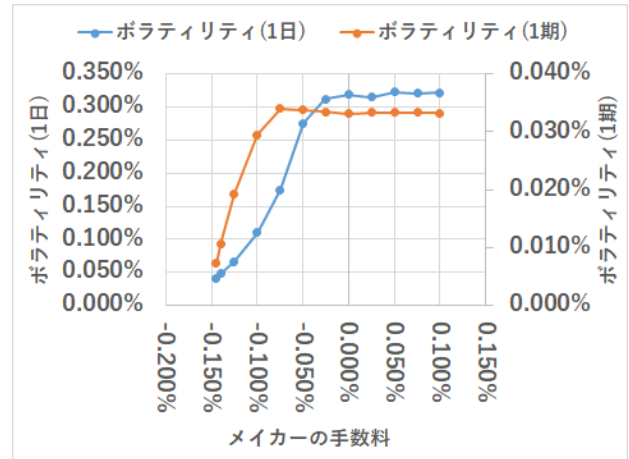


図 2: メイカーの手数料とボラティリティ

### 3.2 市場非効率性

市場の効率性を測定する指標として水田ら [水田 15] の市場非効率性  $M_{ie}$  を用いる. 式 (15) に市場非効率性の求め方を示す.

$$M_{ie} = \frac{1}{t_e} \sum_{t=0}^{t_e} \frac{|P^t - P_f|}{P_f} \quad (15)$$

この市場非効率性も  $MI$  と同様に実証研究では観測できないファンダメンタル価格  $P_f$  を使用しており, 人工市場でしか用いることのできない定義である. 現実市場とは異なりファンダメンタル価格  $P_f$  が明確なため, 推定ではない理想的な市場の効率性を測定できる.  $M_{ie}$  は 0 以上の値をとり, 0 ならば完全に効率的, 値が大きくなるにつれて非効率であることを表している. 市場非効率性はファンダメンタル価格  $P_f$  に対する市場価格の平均乖離度で表している.

## 4 結果と考察

実験の結果, メイカーの手数料が低下がするにつれて, ポジションマーケットメイカーの出来高は増加, ボラティリティは低下, 市場非効率性は低下, マーケット・インパクトは減少した.

### 4.1 ポジションマーケットメイカーの出来高

メイカーの手数料が低下すると, ポジションマーケットメイカーの出来高は増加した (図 1 参照). メイカーの手数料が低い環境, つまりメイカーがリベートを受け取りやすくなる環境下では, ポジションマーケットメイカーは期待利益をリベートで補えるため, 提示スプレッドを狭めることができる. 提示スプレッドが狭

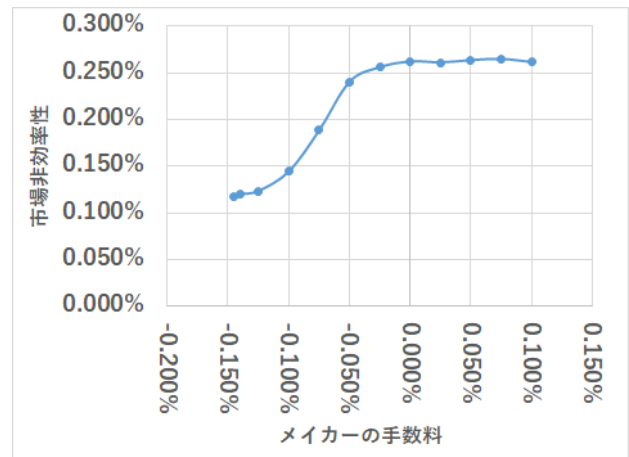


図 3: メイカーの手数料と市場非効率性

まると注文価格が市場価格に近付き, 約定しやすい価格になるため, ポジションマーケットメイカーの出来高は増加する.

メイカーの手数料が低下し負になる, すなわちメイカーがリベートを受け取れる環境で出来高を増やすことができれば, その分リベートを受け取る機会が増える. すなわち, メイカーの利益につながる. よって, 市場がリベートを支払うことはメイカーの利益につながる.

### 4.2 ボラティリティ

ボラティリティは 1 日毎 (1 日 = 20000 期とする) と, 1 期毎のものを取得した. メイカーの手数料が低下すると, ボラティリティは低下する結果を得られた (図 2 参照). メイカーがリベートを受け取れる環境では, メイカーの期待利益はリベートで補えるため, ポジションマーケットメイカーは狭い提示スプレッドを提供できる. ポジションマーケットメイカーが提示ス

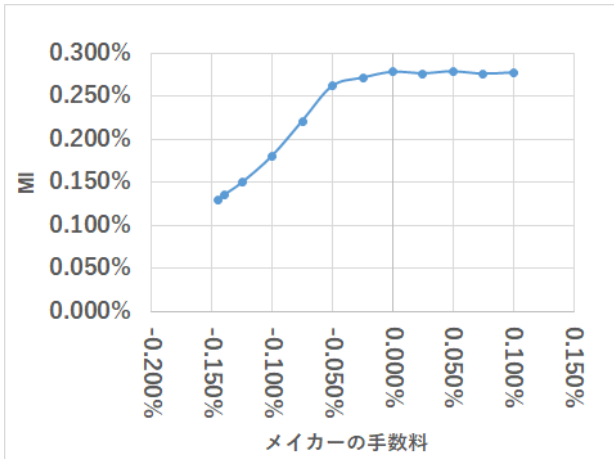


図 4: メイカーの手数料とマーケット・インパクト

ブレードを狭めると、ノーマルエージェントはポジションマーケットメイカーの注文と約定しやすくなる。ポジションマーケットメイカーの注文と約定しやすくなることで市場価格がメイカーの狭い提示スプレッドの間で決まるようになり、価格変動が抑えられる。よって、ボラティリティが低下した。

### 4.3 市場非効率性

メイカーの手数料が低下すると、市場非効率性は低下した (図3参照)。メイカーがリベートが受け取れる環境の場合、市場価格がファンダメンタル価格から離れるような値動きをしたとしても、ポジションマーケットメイカーの形成する狭い提示スプレッド付近で注文が約定される。これにより市場価格の変動幅は小さいものになる。市場価格の変動幅が小さければ、ノーマルエージェントが市場価格がファンダメンタル価格より離れていることを学習し、注文価格を矯正するまでの期間中の市場非効率性への影響は小さくすむ。よって、全体の市場非効率性は減少する。

### 4.4 マーケット・インパクト

メイカーの手数料が低下すると、マーケット・インパクトは減少した (図4参照)。リベートが受け取れない (メイカーの手数料が正の) 環境では、ポジションマーケットメイカーが求める期待利益を得るためには広い提示スプレッドを提供する必要が生じる。提示スプレッドが一定を超えるとポジションマーケットメイカーの注文は、ノーマルエージェントの注文よりも買いなら安い、売りなら高い価格になる。すると、アルゴリズムエージェントの注文はノーマルエージェントの指値注文と約定しやすくなる。ノーマルエージェン

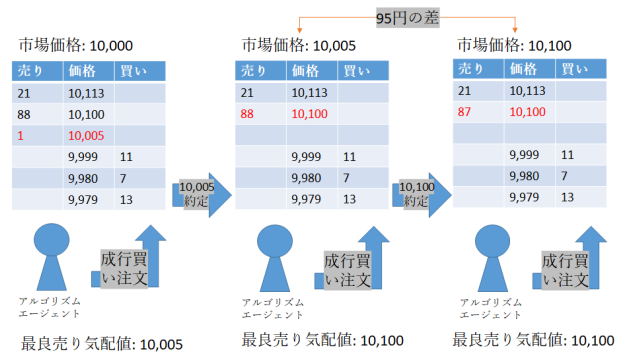


図 5: アルゴリズムエージェントによる価格上昇

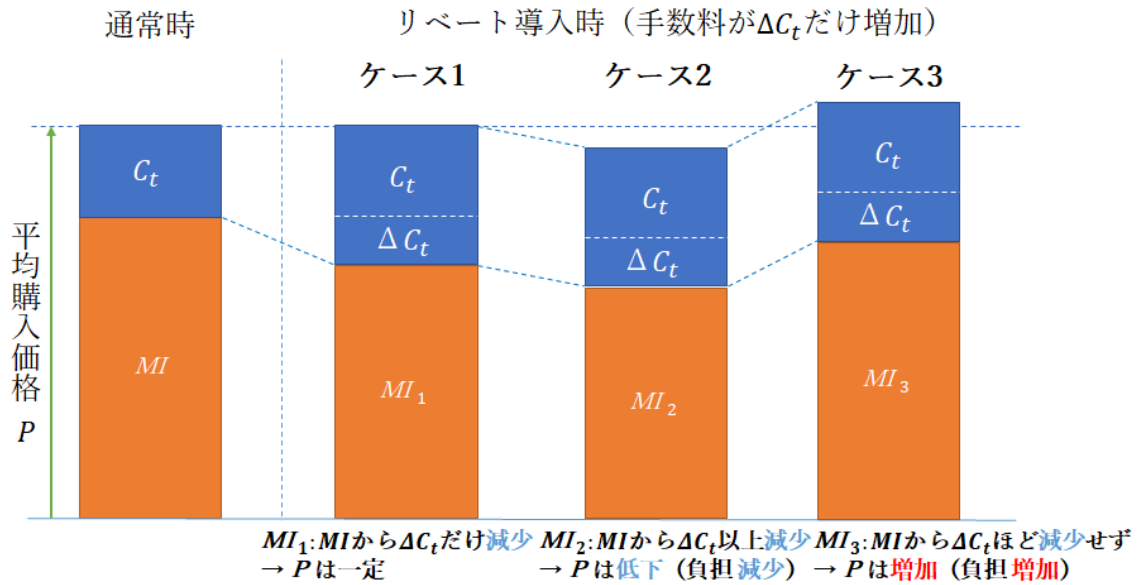
トの指値注文がまばらだと、アルゴリズムエージェントの成行注文によって市場価格が大きく動いてしまうことがある。

図5を用いて具体例を説明する。注文板上の売り注文として最良売り気配値が10,005、次の注文が10,100であるとき、まずアルゴリズムエージェントが成行買い注文を出すと10,005の注文が約定し市場価格が10,005、最良売り気配値が10,100になる。次にアルゴリズムエージェントが取引するときまでにこの10,005付近に売り注文が入れば影響は少ないが、その前に買い注文が来て約定してしまうと市場価格が10,100となり市場価格が95も動いてしまう。このように、ポジションマーケットメイカーが機能しないとアルゴリズムエージェントは自身の注文の影響で取引価格が上昇させてしまうことがある。

リベートが受け取れる環境では、ポジションマーケットメイカーの注文はアルゴリズムエージェントの成行買い注文と約定しやすくなる。ポジションマーケットメイカーの注文と約定することで、市場価格がポジションマーケットメイカーの注文の提示スプレッドの間で安定し、大きな価格変動は生じにくくなる。

### 4.5 テイカーの平均購入価格

図6はテイカーの平均購入価格とマーケットインパクト、テイカーの手数料 (=メイカーのリベート) の関係を表したものである。テイカーの平均購入価格は、テイカーの手数料の増加分よりマーケット・インパクトが減少していると、通常時よりも低くなる (図6のケース2参照)。つまり、アルゴリズムエージェントは、マーケットメイカーのマーケットメイクによってテイカーの手数料の増加分よりマーケット・インパクトを抑えられれば有利になる。一方、テイカーの平均購入価格は、テイカーの手数料増加分よりマーケット・インパクトが増加していると通常時よりもは高くなる (図6のケース3参照)。



・  $P$ （平均購入価格） =  $MI$ （マーケット・インパクト） +  $C_t$ （手数料）

図 6: テイカーの平均購入価格とマーケットインパクト、テイカーの手数料の関係の関係

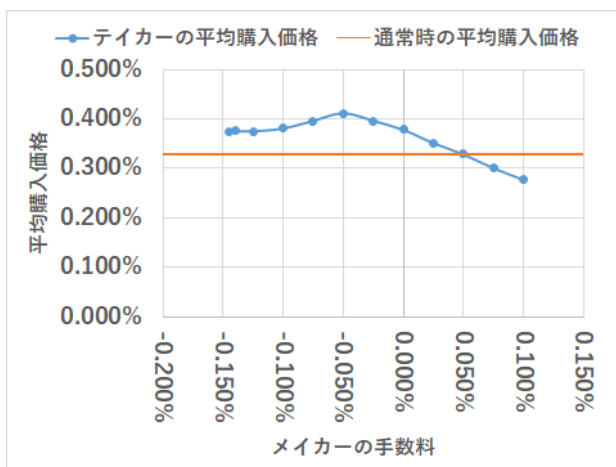


図 7: テイカーの平均購入価格

図 7 から、通常時（メイカー・テイカー制非導入時）のテイカーの平均購入価格は 0.327% で、リベート導入後（メイカーの手数料が負）の平均購入価格は通常時の平均購入価格より全体的に高くなっていることが分かる。よってアルゴリズムエージェントにとって不利な状況になっている。

以上の議論より次の知見が得られた。メイカー・テイカー制は取引のしやすい市場を提供する。なぜなら、リベートが上昇につれて価格変動が抑制されるため市

場参加者が取引しやすくなるからである。しかし、その弊害としてテイカーの平均購入価格が増加してしまう。よって、リベートの導入は、市場とメイカーには有利になるが、テイカーには不利になると思われる。

## 5 まとめ

本研究では人工市場を用いてメイカー・テイカー制が導入された人工市場を形成し、メイカーが手数料を考慮に入れた取引を行った際の市場への影響をマーケット・インパクト、ボラティリティ、市場非効率性、出来高の面より分析した。また、テイカーの平均購入価格を求め、効率的な市場の形成とテイカー側の購入金額の増加のトレードオフを検証した。

その結果、リベートの導入はマーケット・インパクトの減少、市場の効率化、出来高の上昇といった効果を上げることが確認できた。しかし、マーケット・インパクトの減少分よりもテイカーの手数料が増え、結果としてアルゴリズムエージェントは高い購入価格で購入させられてしまっていることが実験結果より明らかになった。テイカーの手数料は成行注文を出すすべての投資家に課せられ、アルゴリズムエージェント（機関投資家）のほかにノーマルエージェント（個人投資家）も支払うことになる。このことにより、リベートの導入は市場とメイカーには有利になるが、テイカー（他の投資家）たちは不利になりうる事が判明した。

今後の課題として以下が挙げられる。今回はマーケット・インパクト、ボラティリティ、市場非効率性、出来高の面で市場の分析を行った。しかしながら、市場参加者が実際に取引をしやすくなったかといった議論は行われていない。そのため市場の取引のしやすさとして用いられる市場流動性の指標 (Volume, Tightness, Resiliency, Depth) を用いて、メイカー・テイカー制を導入すると流動性にどのような変化がみられるか確認していく。

## 参考文献

- [Cont 01] Cont, R.: Empirical properties of asset returns: stylized facts and statistical issues, *Quantitative Finance*, Vol. 1, pp. 223–236 (2001)
- [Sewell 06] Sewell, M.: Characterization of financial time series (2006)
- [益田 19] 益田裕司, 水田孝信, 八木勲: 人工市場を用いた金融市場流動性に影響を与える要因の調査, JPX ワーキング・ペーパー, Vol. 29, (2019)
- [岡田 17] 岡田功太, 齋藤芳充: 米国株式市場のメイカー・テイカー・モデルを巡る議論-流動性向上策としてのレポートの功罪-, 野村資本市場クォーターリー (2017)
- [水田 14] 水田孝信, 小杉信太郎, 楠本拓矢, 松本渉, 和泉潔: ダーク・プールは金融市場を安定化しマーケット・インパクトを低減させるか? 人工市場シミュレーションを用いた検証, 第 12 回金融情報学研究会 (2014)
- [水田 15] 水田孝信, 則武誉人, 早川聡, 和泉潔: 人工市場シミュレーションを用いた取引システムの高速度化が価格形成に与える影響の分析, JPX ワーキング・ペーパー (2015)
- [川本 15] 川本隆雄: 米国における株式市場構造改革議論とその行方, 月刊資本市場, Vol. 11, No. 363 (2015)
- [草田 15] 草田裕紀, 水田孝信, 早川聡, 和泉潔: 保有資産を考慮したマーケットメイク戦略が取引所間競争に与える影響: 人工市場アプローチによる分析, 人工知能学会論文誌, Vol. 30, No. 5, pp. 675–682 (2015)